

ESTIMACIÓN DE LA VOLATILIDAD DE LA INFLACIÓN EN PRESENCIA DE OBSERVACIONES ATÍPICAS Y HETEROSCEDASTICIDAD CONDICIONAL.

Fernando Lorenzo y Esther Ruiz*

Resumen

En este trabajo se analizan las implicaciones que tiene la presencia de observaciones atípicas y heteroscedasticidad condicional en series temporales con características similares a las observadas en las series mensuales de IPC de los países del G-7. Se realizan estimaciones del nivel y la volatilidad de la inflación para estas economías y se discuten algunos de los problemas que presenta la investigación aplicada de la relación entre el nivel y la volatilidad de la inflación. Los resultados empíricos indican que en la mayor parte de las series del IPC del G-7 se detecta simultáneamente la presencia de observaciones atípicas y heteroscedasticidad condicional y que las estimaciones de volatilidad condicional realizadas son sensibles a la presencia de observaciones atípicas. Se observa que la dependencia temporal encontrada en la varianza condicional es duradera y que la línea de causalidad irá desde el nivel a la volatilidad de la inflación.

Palabras clave:

Heteroscedasticidad condicional, volatilidad estocástica, observaciones atípicas, diagnóstico, inflación.

*Departamento de Estadística y Econometría, Universidad Carlos III de Madrid; e-mail: ortega@est-econ.uc3m.es. Queremos dar las gracias a A. Espasa y a los participantes en el seminario de FEDEA por sus sugerencias. También agradecemos la ayuda financiera del proyecto PB95-0299 de la DIGICYT y del proyecto CHRCT940514 financiado por la Comunidad Económica Europea. Por supuesto, cualquier error en el artículo es nuestra responsabilidad.



**ESTIMACIÓN DE LA VOLATILIDAD DE LA INFLACIÓN EN
PRESENCIA DE OBSERVACIONES ATÍPICAS Y
HETEROSCEDASTICIDAD CONDICIONAL**

Fernando Lorenzo

y

Esther Ruiz

RESUMEN

En este trabajo se analizan las implicaciones que tiene la presencia de observaciones atípicas y heteroscedasticidad condicional en series temporales con características similares a las observadas en las series mensuales de IPC de los países del *G-7*. Se realizan estimaciones del nivel y la volatilidad de la inflación para estas economías y se discuten algunos de los problemas que presenta la investigación aplicada de la relación entre el nivel y la volatilidad de la inflación. Los resultados empíricos indican que en la mayor parte de las series del IPC del *G-7* se detecta simultáneamente la presencia de observaciones atípicas y heteroscedasticidad condicional y que las estimaciones de volatilidad condicional realizadas son sensibles a la presencia de observaciones atípicas. Se observa que la dependencia temporal encontrada en la varianza condicional es duradera y que la línea de causalidad iría desde el nivel a la volatilidad de la inflación.

1. Introducción

La existencia de una relación positiva entre el nivel de la inflación y la incertidumbre acerca de su evolución en el futuro (volatilidad) es una hipótesis sustentada por destacados economistas como Okun (1971), Friedman (1977) y Ball (1992). En la formulación general de esta hipótesis se pueden distinguir tres temas que tienen interés tanto desde el punto de vista teórico como metodológico. En primer lugar, se plantea el problema de si empíricamente la incertidumbre de la inflación evoluciona a lo largo del tiempo. El análisis de este tema ha dado lugar a la utilización de modelos de heteroscedasticidad condicional de tipo *ARCH* (*AutoRegressive Conditional Heteroscedasticity*) o *GARCH* (*Generalized ARCH*), desarrollados por Engle (1982b) y Bollerslev (1986) respectivamente. Las investigaciones sobre la inflación en los Estados Unidos basadas en este tipo de enfoque econométrico concuerdan en que la varianza condicional de la inflación varía a lo largo del tiempo, aunque los resultados concretos de las distintas investigaciones dependen del periodo y el tipo de datos analizados.

En segundo lugar, se encuentra el análisis específico de la existencia de una relación positiva entre el nivel y la incertidumbre de la inflación. En este caso la evidencia empírica aporta resultados contradictorios. Analizando datos correspondientes a la economía de Estados Unidos, Engle (1983) concluye que no puede aceptarse la hipótesis de que existe una relación positiva entre ambas variables. En cambio, Cosimano y Jansen (1988) encuentran que dicha relación existe, pero que se manifiesta en los periodos de alta inflación y no cuando la tasa de crecimiento de los precios se mantiene en niveles moderados. Las conclusiones del trabajo de Cosimano y Jansen (1988) advierten, por tanto, acerca de las complicaciones que puede presentar el estudio empírico de este fenómeno y sobre la posible existencia de elementos de no linealidad en la relación analizada. Ball y Cecchetti (1990) y Evans (1991) aportan evidencia empírica sobre la existencia de una relación a largo plazo entre el nivel y la volatilidad de la inflación. Kim (1993), por su parte, ofrece resultados similares a partir de la utilización de modelos de cambios de régimen tanto en los procesos de la media como en los de las varianzas condicionales. Por su parte,

Brunner y Hess (1993) -utilizando modelos *dependientes del estado* con relaciones asimétricas- encuentran claros indicios de una relación positiva entre el nivel y la incertidumbre de la inflación en los Estados Unidos. Finalmente, Baillie *et al.* (1996) analizan series mensuales de inflación para un conjunto de diez países compuesto por las economías del denominado G-7 (Alemania, Canadá, Estados Unidos, Francia, Italia, Japón y Reino Unido), Argentina, Brasil e Israel, detectando que en estas tres últimas economías de alta inflación y en el Reino Unido existe evidencia de que la media y la volatilidad de la inflación tienen una relación positiva.

El estudio empírico de la hipótesis económica relativa a la existencia de una relación positiva entre el nivel y la incertidumbre de la inflación presenta un problema metodológico relacionado con la presencia de heteroscedasticidad condicional frente a la posible presencia de observaciones atípicas en las series de precios. Ambos fenómenos dan lugar a interpretaciones económicas diferentes y resulta fundamental separarlos y evitar que se confundan. Algunos autores argumentan que en los análisis empíricos de series macroeconómicas existe una tendencia a detectar "demasiada" heteroscedasticidad condicional que puede ser debida a la presencia de observaciones atípicas. Por ejemplo, Balke y Fomby (1994) analizaron un amplio conjunto de series macroeconómicas de la economía de los Estados Unidos y encontraron que, excepto en la tasa de inflación, la presencia de observaciones atípicas permite dar cuenta de la mayor parte de la evidencia de no linealidad observada en las series originales. Balke y Fomby (1994) aportan evidencia de que la presencia de grupos de observaciones atípicas contiguas o próximas en el tiempo podría confundirse con heteroscedasticidad y sostienen que los modelos para la varianza condicional ofrecen una caracterización simple de los efectos de perturbaciones estocásticas de gran magnitud. Sin embargo, estos autores consideran que la modelización específica de las observaciones atípicas mediante Análisis de Intervención, ofrece una descripción más adecuada de las series macroeconómicas que la brindada por los modelos de heteroscedasticidad condicional.

Estas consideraciones adquieren relevancia al analizar las series de inflación de los siete países que conforman el G-7. Lorenzo (1997) ha analizado las

características de las series mensuales de Índices de Precios de Consumo (IPC) del G-7 y en todas ellas se detecta la presencia de observaciones atípicas. En la literatura que ha estudiado empíricamente la relación entre el nivel y la volatilidad de la inflación no se ha analizado de manera explícita cómo afecta la presencia de observaciones atípicas a la estimación de la varianza condicional de la inflación. Por otro lado, debe tenerse en cuenta que los métodos de detección de observaciones atípicas han sido desarrollados bajo la hipótesis de homoscedasticidad (Chen *et al.*, 1991; Chen y Liu, 1993). Si la varianza condicional evoluciona a lo largo del tiempo, habrá periodos en que ésta se sitúa en valores superiores a la varianza marginal (constante) y las observaciones correspondientes a esos periodos tendrán una probabilidad mayor de ser clasificadas como atípicas.

El objetivo de este trabajo es doble. Por un lado, se pretende ilustrar acerca de las implicaciones que tiene la presencia simultánea de observaciones atípicas y heteroscedasticidad condicional sobre series temporales con características similares a las observadas en las series mensuales de IPC del G-7. Por otro lado, se realizan estimaciones del nivel (subyacente o tendencial) y la volatilidad de la inflación para estas economías y se discuten algunos de los problemas que presenta la investigación aplicada de la relación entre el nivel y la incertidumbre de la inflación.

El trabajo se estructura de la siguiente manera. En el apartado 2 se realizan simulaciones sobre los efectos que tiene la presencia de observaciones atípicas y la heteroscedasticidad condicional sobre el diagnóstico de los residuos de modelos ARIMA. A continuación, en el tercer apartado se describe el procedimiento seguido para la especificación de modelos ARIMA-AI para las series mensuales de IPC de las economías del G-7, y se presentan los resultados de las estimaciones de modelos para la media y la varianza condicional para cada uno de los países. En el apartado 4 se analiza la existencia de relaciones de causalidad entre el nivel y la volatilidad de la inflación a distintos horizontes temporales. Por último, en el apartado 5, se resumen los resultados obtenidos en el análisis empírico y se realizan algunas consideraciones generales acerca de los problemas metodológicos que surgen al modelizar la media y la varianza condicional de una variable como la inflación.

2. Observaciones atípicas y heteroscedasticidad condicional

La presencia de heteroscedasticidad condicional en series temporales se manifiesta a través de autocorrelaciones estadísticamente significativas entre los residuos al cuadrado de los modelos correspondientes a la media condicional. Además, la heteroscedasticidad implica distribuciones de los residuos que se apartan de la hipótesis de normalidad, presentando elevados niveles de curtosis (Bollerslev *et al.*, 1994; Gysels *et al.*, 1996). En consecuencia, el diagnóstico sobre la evolutividad de la varianza condicional suele basarse en contrastes sobre el correlograma de residuos al cuadrado y contrastes de normalidad. Por otra parte, la presencia de dichas observaciones atípicas también puede provocar distribuciones de los residuos con exceso de curtosis respecto a la distribución normal, y si dichas observaciones aparecen próximas entre sí, pueden dar lugar a autocorrelaciones significativas entre los residuos al cuadrado en los primeros valores del correlograma. Estas consideraciones advierten sobre la posibilidad de que al efectuar el diagnóstico de los residuos pueda confundirse la existencia de observaciones atípicas con la presencia de heteroscedasticidad condicional. En este sentido, van Dijk *et al.* (1996) señalan que, en presencia de observaciones atípicas, el sesgo en la estimación de la media condicional deteriora el nivel y la potencia de los contrastes tradicionales de efectos *ARCH* del tipo Multiplicadores de Lagrange, propuestos originalmente por Engle (1982a). Dichos contrastes son asintóticamente equivalentes a los contrastes propuestos por McLeod y Li (1983) basados en las autocorrelaciones de los residuos al cuadrado. Estos autores demuestran que los contrastes rechazan con demasiada frecuencia la hipótesis nula de homoscedasticidad cuando en realidad es cierta. Además, se observa que los contrastes tienen dificultades para detectar efectos *ARCH* o *GARCH* genuinos. Como alternativa van Dijk *et al.* (1996) proponen un contraste robusto, que tiene mejores propiedades en materia de nivel y potencia cuando la proporción de observaciones atípicas es inferior al 1%. Sin embargo, el nivel y la potencia del contraste robusto propuesto por estos autores se deterioran de manera notoria cuando la proporción de observaciones atípicas supera el 5%.

2.1 Modelo para simulación de la media condicional

Para modelizar la media condicional de la inflación se van a utilizar los modelos ARIMA multiplicativos estacionales formulados sobre datos mensuales, que tienen la siguiente forma:

$$(1) \quad \Phi_p(L) \Phi_P(L^{12}) \Delta^2 p_t = \Theta_q(L) \Theta_Q(L^{12}) a_t,$$

donde p_t es el logaritmo de los precios nominales. Los polinomios:

$$\Phi_p(L) = (1 - \phi_1 L - \dots - \phi_p L^p), \quad \Phi_P(L^{12}) = (1 - \phi_{12} L^{12} - \dots - \phi_P L^{P12}),$$

$$\Theta_q(L) = (1 - \theta_1 L - \dots - \theta_q L^q) \text{ y } \Theta_Q(L^{12}) = (1 - \theta_{12} L^{12} - \dots - \theta_Q L^{Q12})$$

tienen todas sus raíces estrictamente fuera del círculo unitario. Finalmente el proceso $a_t \sim i.i.d. N(0, \sigma_a)$. Para generar series artificiales se elige el modelo ARIMA(0,2,1) x (1,0,0)₁₂, dado por:

$$(2) \quad (1 - \phi_{12} L^{12}) \Delta^2 p_t = (1 - \theta_1 L) a_t.$$

Concretamente se consideran los valores $\phi_{12} = 0,50$ y $\theta_1 = 0,90$. Esta estructura paramétrica permite representar las propiedades dinámicas fundamentales observadas en los datos mensuales de IPC de las economías del G-7 correspondientes al periodo comprendido entre enero de 1976 y diciembre de 1995: a) el nivel de la tasa de inflación mensual exhibe a largo plazo una evolución aleatoria, b) las innovaciones normales inciden relativamente poco sobre la evolución de la inflación a largo plazo (baja persistencia en el sentido de Campbell y Mankiw (1987)) y c) existencia de autocorrelaciones estadísticamente significativas en los retardos estacionales, aunque el tipo de dependencia estacional observada en los datos es estacionaria.

Las simulaciones del modelo (2) se han llevado a cabo con el programa SCA (Liu y Hudak, 1992). En los distintos ejercicios de simulación se han generado 100

series de 340 realizaciones de a_t a partir de una distribución $N(0,1)$, eliminándose en cada caso las 100 primeras realizaciones, de modo que la longitud de las series simuladas de p_t es de 240 observaciones.

2.2 Innovaciones normales contaminadas con observaciones atípicas

En primer lugar se analiza el efecto que tiene la presencia de observaciones atípicas sobre los contrastes habituales de heteroscedasticidad condicional. Para ello se contamina cada una de las 100 series simuladas con atípicos aditivos, es decir, impulsos sobre la serie original, y con atípicos de cambio permanente de nivel, es decir, escalones sobre la serie original. El esquema de contaminación considerado puede representarse de la siguiente manera:

$$(3) \quad \Delta^2 p_t = \omega_1 \Delta^2 D_t^1 + \omega_2 \Delta^2 D_t^2 + \frac{(1 - 0,9L)}{(1 - 0,5L^{12})} a_t,$$

donde D_t^j representa una variable de intervención en la observación j , que puede ser tanto un impulso, como un escalón. En concreto se consideran valores de ω_1 y ω_2 iguales a 3, 4.5 y 6 desviaciones estándar de a_t . Las observaciones elegidas para la contaminación fueron $t = 40$ y $t = 160$, de modo que las observaciones atípicas se encuentran bastante separadas en el tiempo. Para cada una de las 100 series contaminadas se estimó el modelo (2). En la parte superior del cuadro 1 aparecen los valores medios de algunos estadísticos de los residuos de los modelos estimados, en tanto que en la parte inferior, y a título de ejemplo, se presentan los resultados correspondientes a una de las series simuladas.¹ Para la estimación de los modelos se ha utilizado la rutina de máxima verosimilitud exacta del programa SCA.

¹ En los cuadros en que se exponen los resultados de las simulaciones se denomina $r_i(k)$ al coeficiente de autocorrelación muestral de orden k de la i -ésima potencia de los residuos de los modelos univariantes estimados.

Como era de esperar, la información expuesta en el cuadro 1 muestra que la presencia de impulsos y escalones genera excesos de curtosis en los residuos de los modelos estimados. Por otra parte, los efectos sobre el correlograma muestral de los residuos al cuadrado difieren según se consideren las contaminaciones con variables impulso o escalón. La presencia de impulsos provoca una correlación positiva en la autocorrelación de primer orden que se vuelve más importante a medida que se incrementan los valores de ω_i , evidenciando una estructura de tipo MA(1). En cambio, la contaminación del modelo (2) con variables escalón no provoca autocorrelaciones significativas en los residuos al cuadrado. En el caso de las variables impulso se observa que la contaminación provoca un residuo atípico con valor positivo -el signo de ω_i - seguido de otro residuo también atípico pero con valor negativo -el signo contrario de ω_i - que al considerar los residuos al cuadrado implican dos valores consecutivos de gran magnitud. La contaminación del modelo (2) con variables escalón genera únicamente un residuo de signo positivo.

Cuadro 1

Momentos muestrales de los residuos de los modelos ARIMA(0,2,1)x(1,0,0)₁₂
Series temporales generadas con innovaciones normales, $a_t \sim N(0,1)$
Contaminación con observaciones atípicas en $t=40$ y $t=160$.
Numero de simulaciones: 100

	Variables impulso			Variables escalón		
	$3\sigma_a$	$4.5\sigma_a$	$6\sigma_a$	$3\sigma_a$	$4.5\sigma_a$	$6\sigma_a$
Media	-0.0022	-0.0017	-0.0014	-0.0018	-0.0024	-0.0021
Desviación estándar	1.0787	1.1884	-1.3197	1.0273	1.0862	1.1613
Apuntamiento	-0.0382	0.0983	-0.1627	0.1882	0.5460	1.0854
Exceso de curtosis	1.0250	3.7326	6.1655	0.4911	2.3151	5.2071
$r_2(1)$	0.1730	0.3302	0.4048	-0.0078	-0.0062	-0.0050
$r_2(2)$	-0.0143	-0.0173	-0.0185	-0.0069	-0.0059	-0.0053
$r_2(3)$	-0.0063	-0.0163	-0.0190	0.0017	-0.0032	-0.0054
$r_2(4)$	-0.0015	-0.0105	-0.0149	-0.0038	-0.0045	-0.0051

Ejemplo

	Variables impulso			Variables escalón		
	$3\sigma_a$	$4.5\sigma_a$	$6\sigma_a$	$3\sigma_a$	$4.5\sigma_a$	$6\sigma_a$
Media	0.0993	0.1198	0.1406	0.0842	0.0927	0.1027
Desviación estándar	1.0975	1.2133	1.3499	1.0280	1.0887	1.1388
Apuntamiento	0.0011	-0.0293	-0.0860	0.1081	0.4989*	1.0906*
Exceso de curtosis	1.0878*	3.6381*	7.4995*	0.4822	2.3887*	6.0533*
$r_2(1)$	0.35*	0.44*	0.47*	0.09	0.03	0.01
$r_2(2)$	-0.02	-0.03	-0.03	0.03	0.01	-0.01
$r_2(3)$	-0.06	-0.06	-0.05	-0.02	-0.05	-0.04
$r_2(4)$	0.02	0.01	-0.00	0.06	0.02	0.00
$Q_2(26)$	70.4*	78.1*	69.9*	27.3	19.1	11.8
Obs. atípicas**	40(4.28)A 160(6.02)A	40(6.34)A 160(7.35)A	40(8.08)A 160(8.31)A	40(3.27)I 160(4.2)A	40(4.75)I 160(5.11)A	40(6.11)I 160(5.88)I
* Significativo al nivel del 5%.						
** "I" indica que el atípico detectado es innovativo y "A" que es aditivo.						

2.3 Innovaciones con heteroscedasticidad condicional

El segundo grupo de simulaciones se realiza utilizando modelos en los que las perturbaciones tienen heteroscedasticidad condicional. A tales efectos, la secuencia de innovaciones a_t en el modelo (2) se sustituye por un proceso heteroscedástico ε_t generado por un esquema de volatilidad estocástica ARV(1):

$$(4a) \quad \varepsilon_t = \sigma^* a_t \sigma_t,$$

$$(4b) \quad \log \sigma_t^2 = \phi \log \sigma_{t-1}^2 + \eta_t, \quad |\phi| < 1,$$

donde el proceso $\eta_t \sim i.i.d. N(0, \sigma_\eta)$ no está correlacionado con a_t y σ^* es un escalar. Harvey *et al.* (1994) señalan que esta clase de modelos, utilizada con frecuencia en la modelización de series financieras, ofrece ventajas sobre los modelos *ARCH*. El principal problema que presentan este tipo de esquemas de modelización de la varianza condicional en relación a las alternativas de tipo *ARCH* o *GARCH* es que la estimación por el método de máxima verosimilitud resulta relativamente costosa en términos computacionales. Como alternativa, en este capítulo se ha optado por utilizar

el método de quasi-máxima verosimilitud propuesto por Harvey *et al.* (1994) que resulta fácil de aplicar y tiene propiedades aceptables.

Los valores de los parámetros considerados en las simulaciones del modelo 4a-4b fueron: i) $\phi = 0,95$, $\sigma_\eta^2 = 0,1$, ii) $\phi = 0,98$, $\sigma_\eta^2 = 0,03$ y iii) $\phi = 0,99$, $\sigma_\eta^2 = 0,05$.² Una vez generadas las secuencias ε_t , se generan 100 series temporales p_t mediante un procedimiento idéntico al descrito anteriormente y se estima el modelo (2) para cada una de las series simuladas. En el cuadro 2 se recogen los resultados de las simulaciones.

Cuadro 2

Momentos muestrales de los residuos de los modelos ARIMA(0,2,1)x(1,0,0)₁₂
Series temporales generadas con innovaciones ARV(1)
Número de simulaciones: 100

	$\phi = 0.95, \sigma_\eta^2 = 0.1$	$\phi = 0.98, \sigma_\eta^2 = 0.05$	$\phi = 0.99, \sigma_\eta^2 = 0.03$
Media	0.0016	0.0005	-0.0019
Desviación estándar	0.9442	0.9158	0.8942
Apuntamiento	0.0830	0.0566	0.0366
Exceso de curtosis	2.4755	2.0612	1.5518
$r_1(1)$	0.1447	0.1316	0.1141
$r_1(2)$	0.1471	0.1477	0.1354
$r_1(3)$	0.1429	0.1445	0.1327
$r_1(4)$	0.1208	0.1310	0.1191
$3 \sigma_\varepsilon \leq \text{obs. atípicas} < 3.5$	4.17	3.65	3.59
$3.5 \sigma_\varepsilon \leq \text{obs. atípicas} < 4$	1.49	1.75	1.89
$\text{obs. atípicas} > 4 \sigma_\varepsilon$	1.51	1.23	0.82
Total de Obs. atípicas	7.17	6.63	6.30

² A efectos prácticos, las simulaciones se realizaron a partir de la siguiente formulación:

$$(4a') \quad \varepsilon_t = a_t \exp\left(\frac{h_t \sigma_\eta}{2}\right),$$

$$(4b') \quad h_t = \frac{\rho}{\sigma_\eta} + \phi h_{t-1} + \eta_t^*, \quad \eta_t^* \sim N(0,1),$$

siendo los valores asignados a ρ y σ_η en las tres alternativas paramétricas consideradas: i) $\rho = -0,026$, $\sigma_\eta = 1/3.16$, ii) $\rho = -0,0126$, $\sigma_\eta = 1/4.4721$ y iii) $\rho = -0,0075$, $\sigma_\eta = 1/5.7735$, respectivamente.

Ejemplo

	$\phi = 0.95, \sigma_\eta^2 = 0.1$	$\phi = 0.98, \sigma_\eta^2 = 0.05$	$\phi = 0.99, \sigma_\eta^2 = 0.03$
Media	0.0643	0.1125	0.0743
Desviación estándar	0.8756	0.9417	0.9142
Apuntamiento	-0.2769	-0.1365	-0.0667
Exceso de curtosis	1.6497*	1.2166*	0.7258*
$r_1(1)$	0.24*	0.18*	0.22*
$r_1(2)$	0.09	0.04	0.04
$r_1(3)$	0.24*	0.22*	0.15*
$r_1(4)$	0.35*	0.26*	0.25*
$Q_1(26)$	81.4*	51.8*	48.5*
Obs. atípicas**	107 (-4.50) I	107 (-4.11) I	107 (-3.74) I
* Significativo al nivel del 5%.			

Estos indican que los residuos de los modelos estimados presentan niveles de curtosis elevados, aunque en general resultan inferiores a los observados en el caso de las contaminaciones con observaciones atípicas correspondientes a $4.5 \sigma_a$ y $6 \sigma_b$. Pero es en la estructura de las autocorrelaciones de los residuos al cuadrado donde se encuentran las mayores diferencias respecto a los casos analizados en el epígrafe 2.1, ya que éstas presentan, por lo general, autocorrelaciones estadísticamente significativas en al menos los cuatro primeros retardos y muestran una estructura de decrecimiento exponencial relativamente lento. Por otra parte, en el cuadro 2 puede apreciarse que los residuos de la estimación del modelo (2) contienen un número relativamente importante de observaciones que podrían ser consideradas como atípicas si se utilizaran los criterios estándar para la detección de este tipo de observaciones. En efecto, en las tres alternativas paramétricas consideradas en las simulaciones se detectan en promedio más de seis residuos cuyo valor absoluto supera las 3 desviaciones estándar residuales, y entre dos y tres residuos superiores en valor absoluto a 3.5 desviaciones estándar.

2.4 Innovaciones con heteroscedasticidad condicional y observaciones atípicas

Por último, se han generado series en las que las innovaciones presentan simultáneamente observaciones atípicas y heteroscedasticidad condicional de tipo ARV(1). Para cada una de ellas se ha estimado el modelo (2). Los resultados de las simulaciones expuestos en el cuadro 3 coinciden básicamente con los comentados anteriormente en el epígrafe 2.1. Esto estaría indicando que la presencia de observaciones atípicas de cierta magnitud domina sobre la heteroscedasticidad condicional en términos de la información aportada por el correlograma de los residuos al cuadrado. De este modo, la contaminación del modelo (2) con impulsos sobre la serie original genera una estructura de tipo MA(1) en los residuos al cuadrado, en tanto que la presencia de cambios de nivel permanentes de gran magnitud distorsiona de tal manera la estimación del correlograma de los residuos al cuadrado del modelo que no se observa ninguna estructura de dependencia temporal que resulte de interés a los efectos del análisis. Los resultados advierten respecto a que la heteroscedasticidad condicional puede verse enmascarada por la presencia de observaciones atípicas. No queda claro, sin embargo, cuáles de los residuos con valores absolutos superiores por ejemplo a 3.5 desviaciones estándar son genuinos, y deberían ser tratados mediante Análisis de Intervención y cuáles vienen generados por un proceso heteroscedástico del tipo ARV(1).

Cuadro 3

Momentos muestrales de los residuos de los modelos ARIMA(0,2,1)x(1,0,0)₁₂
Series temporales generadas con innovaciones ARV(1)
contaminación con observaciones atípicas en t=40 y T=160
Numero de simulaciones: 100
 $\phi = 0.95, \sigma_{\eta}^2 = 0.1$

	variables impulso			Variables escalón		
	$3\sigma_a$	$4.5\sigma_a$	$6\sigma_a$	$3\sigma_a$	$4.5\sigma_a$	$6\sigma_a$
Media	0.0021	0.0058	0.0040	0.0027	0.0034	0.0041
Desviación estándar	1.0502	1.1631	1.2980	0.9966	1.0595	1.1377
Apuntamiento	-0.0034	-0.0815	-0.1526	0.3259	0.7570	1.3759
Exceso de curtosis	2.9757	4.9467	3.7817	2.6353	4.3744	4.3874
r ₁ (1)	0.2378	0.3391	0.3991	0.1032	0.0624	0.0340
r ₁ (2)	0.0710	0.0254	0.0035	0.1012	0.0572	0.0294
r ₁ (3)	0.0656	0.0218	0.0008	0.0952	0.0546	0.0274
r ₁ (4)	0.0593	0.0205	0.0020	0.0785	0.0443	0.0216

$$\phi = 0.98, \sigma_{\eta}^2 = 0.05$$

	variables impulso			Variables escalón		
	$3\sigma_a$	$4.5\sigma_a$	$6\sigma_a$	$3\sigma_a$	$4.5\sigma_a$	$6\sigma_a$
Media	0.0020	0.0064	0.0075	0.0012	0.0013	0.0015
Desviación estándar	1.0302	1.1466	1.2849	0.9719	1.0377	1.1195
Apuntamiento	-0.0403	-0.1265	-0.1879	0.4212	0.9956	1.7264
Exceso de curtosis	3.5757	3.9073	3.2938	2.9916	3.5939	3.5724
$r_s(1)$	0.2593	0.3494	0.4019	0.0806	0.0472	0.0260
$r_s(2)$	0.0582	0.0209	0.0024	0.0885	0.0500	0.0268
$r_s(3)$	0.0558	0.0191	0.0017	0.0841	0.0471	0.0245
$r_s(4)$	0.0537	0.0201	0.0041	0.0725	0.0432	0.0242

$$\phi = 0.99, \sigma_{\eta}^2 = 0.03$$

	variables impulso			Variables escalón		
	$3\sigma_a$	$4.5\sigma_a$	$6\sigma_a$	$3\sigma_a$	$4.5\sigma_a$	$6\sigma_a$
Media	-0.0004	0.0040	0.0055	-0.0012	-0.0009	-0.0007
Desviación estándar	1.0204	1.1432	1.2849	0.9594	1.0301	1.1157
Apuntamiento	-0.0848	-0.1678	-0.2153	0.6521	1.4085	2.2417
Exceso de curtosis	3.1043	3.2771	2.4822	2.5985	2.9981	3.1925
$r_s(1)$	0.2814	0.3631	0.4074	0.0606	0.0364	0.0216
$r_s(2)$	0.0435	0.0147	0.0005	0.0710	0.0402	0.0222
$r_s(3)$	0.0402	0.0115	-0.0007	0.0661	0.0357	0.0189
$r_s(4)$	0.0405	0.0155	0.0031	0.0584	0.0367	0.0225

2.5 Evaluación de las simulaciones

Las simulaciones realizadas indican que los efectos de la heteroscedasticidad y las observaciones atípicas pueden confundirse, y no resulta evidente cuál es la solución metodológica apropiada para abordar este tipo de problemas. Este problema es particularmente importante si se tiene en cuenta que la presencia de observaciones atípicas y la heteroscedasticidad condicional tienen interpretaciones radicalmente diferentes, y que sería deseable poder distinguirlas al analizar las series macroeconómicas. En particular, en el estudio de la relación entre el nivel y la incertidumbre de la inflación las implicaciones que tienen ambas explicaciones son muy distintas en términos de la hipótesis económica que se pretende analizar.

3. Nivel y volatilidad de la inflación en las economías del G-7

A continuación, se describe un procedimiento de estimación de la media y la varianza condicional de la tasa de inflación mensual en los países del G-7 que considera de manera explícita la presencia simultánea de observaciones atípicas y heteroscedasticidad condicional en las series de inflación. El procedimiento propuesto no debe considerarse como una propuesta metodológica acabada para abordar este tipo de problemas, sino como una vía posible para el análisis empírico de la relación entre el nivel y la volatilidad de la inflación.

3.1 Procedimiento de estimación de la media y la varianza condicional de la inflación

El procedimiento toma como punto de partida la estimación de modelos ARIMA -sin Análisis de Intervención- realizada por Lorenzo (1997) para las series mensuales de IPC de los países del G-7. En el cuadro 4 se exponen algunos estadísticos de diagnóstico de los residuos del modelos estimado para cada una de las series analizadas.³ Como se ha comentado anteriormente, las distribuciones de los residuos presentan excesos de curtosis y asimetría en todas las series consideradas, excepto en el IPC de Japón. Además, en la mayoría de las series analizadas se han detectado residuos cuyo valor absoluto es superior a $4.5\hat{\sigma}_a$. Finalmente, se detectan autocorrelaciones estadísticamente significativas en los residuos al cuadrado en seis de las siete series consideradas. En el caso de los IPC de Alemania, Estados Unidos y Reino Unido la estructura de autocorrelaciones de los residuos al cuadrado parece indicar la existencia de una media móvil de orden uno, similar a la identificada en las series simuladas habían sido contaminadas con observaciones atípicas de tipo aditivo.

³ Al aplicar un Análisis de Intervención apropiado sobre las siete series de IPC del G-7 se elimina todo indicio de presencia de heteroscedasticidad condicional. Los resultados obtenidos por Lorenzo (1997) muestran que la estrategia de intervención elimina los excesos de curtosis y que el correlograma de los residuos al cuadrado no presenta valores estadísticamente significativos en los primeros retardos regulares ni tampoco en los retardos estacionales.

El segundo paso en la estrategia de modelización consiste en seleccionar un conjunto de observaciones atípicas "grandes". Para cada una de ellas se diseña una estrategia de intervención apropiada utilizando variables impulso y escalón. Las observaciones atípicas "grandes" se determinan a partir de la definición de un nivel crítico de $3.75 \hat{\sigma}_a$. Una vez diseñadas las estrategias de intervención se procede a estimar modelos ARIMA-AI interviniendo las citadas observaciones atípicas. En el cuadro 5 se exponen los estadísticos de diagnóstico correspondientes a esta segunda estimación de los modelos de la media condicional de la inflación. Después de intervenir las observaciones atípicas "grandes" se observa una reducción de los excesos de curtosis en las distribuciones de los residuos y se aprecia una alteración importante en los patrones de las autocorrelaciones de los residuos al cuadrado en algunas de las series analizadas. En los casos de los IPC de Canadá, Estados Unidos, e Italia surge una estructura de autocorrelaciones similar a la observada en las simulaciones de series con heteroscedasticidad condicional. En el caso de los IPC de Alemania se modifica la estructura de autocorrelaciones estadísticamente significativas respecto a las estimaciones iniciales. Esto está advirtiendo sobre la sensibilidad de las estimaciones de los correlogramas de los residuos al cuadrado en presencia de observaciones atípicas. Por último, en el IPC de Japón la intervención de una única observación atípica ha hecho aparecer una autocorrelación de primer orden estadísticamente significativa, en tanto que en el caso del IPC del Reino Unido, al intervenir las cuatro observaciones cuyos residuos tienen valores absolutos superiores a $3.75 \hat{\sigma}_a$, desaparece la autocorrelación de primer orden detectada en el modelo ARIMA inicial.

Cuadro 4

**Momentos muestrales de los residuos de los modelos ARIMA iniciales
para los IPC de los países del G-7
Sin Análisis de Intervención
Periodo de estimación: 1976.01 - 1995.12**

	Alemania	Canadá	Estados Unidos	Francia	Italia	Japón	Reino Unido
Desvi. est.	0.0023	0.0032	0.0024	0.0021	0.0032	0.0038	0.0045
Apunt.	0.64*	0.81*	-0.42	0.27	0.72*	0.27	2.36*
Ex. Curtosis	2.69*	6.06*	2.17*	3.40*	6.19*	0.02	18.72*
r₂(1)	0.19*	0.05	0.27*	0.00	0.07	0.07	0.18*
r₂(2)	-0.02	0.08	0.05	0.03	0.08	-0.02	0.00
r₂(3)	0.01	0.12*	0.07	0.01	0.04	0.02	-0.01
r₂(4)	-0.04	-0.01	0.05	0.14*	0.37*	-0.06	-0.03
Q₂(26)	24.7	12.1	90.2	27.4	146.0*	26.0	16.6
Obs. Atípicas	43(3.10)A 50(3.48)I 178(4.35)A· 187(5.53)A·	33(-3.93)I 85(-3.21)I 181(6.72)I· 218(-3.29)I	55(-5.07)I· 83(-3.22)I 88(3.07)I 169(3.37)I	49(4.80)I· 79(-4.85)I· 133(3.98)I·	24(-3.24)A 26(-3.04)A 37(3.02)I 45(5.32)I· 49(5.70)I· 54(-3.19)A 61(-5.42)A· 80(3.03)I	43(3.29)A 104(-3.06)A 160(3.82)I·	43(9.69)I· 44(-3.92)I· 48(-3.77)A· 104(3.13)I 172(3.81)I· 179(-3.11)I 205(-3.15)A
* Significativo al nivel del 5%. ** "I" indica que el atípico detectado es innovativo y "A" que es aditivo. · Observaciones atípicas "grandes".							

Cuadro 5

**Momentos muestrales de los residuos de modelos ARIMA-A5
para los IPC de los países del G-7
interviniendo observaciones atípicas "grandes"
Periodo de estimación: 1976.01 - 1995.12**

	Alemania	Canadá	Estados Unidos	Francia	Italia	Japón	Reino Unido
Desv. Est.	0.0020	0.0028	0.0023	0.0018	0.0026	0.0035	0.0033
Apunt.	0.2448	-0.2862	-0.0135	-0.1876	0.0598	0.1002	0.1718
Ex.	0.3711	0.6088	0.3807	0.4643	0.4888	-0.6277	0.8476*
$r_2(1)$	-0.09	0.15*	0.12*	0.16*	0.08	0.15*	0.07
$r_2(2)$	0.03	0.12*	0.13*	0.10	0.13*	0.04	0.07
$r_2(3)$	0.17*	0.05	0.13*	0.05	0.07	0.08	-0.01
$r_2(4)$	-0.08	0.14*	0.14*	-0.03	0.21*	0.04	0.02
$Q_2(26)$	37.6	24.3	75.8*	31.4	165.0*	31.2	23.1
Obs. atípicas	43(3.35)A 50(3.43)I	33(-4.02)I 85(-3.33)I 218(-3.43)I	69(3.21)A 169(3.32)I	37(3.12)A 40(-3.03)A 80(-3.30)I 81(-3.14)I 82(-3.04)A 122(-3.11)I 235(-3.01)A	26(-3.10)A 67(-3.54)I 80(3.12)I	43(3.41)A	52(3.81)I 104(3.10)I 179(-3.12)I 205(-3.03)A
* Significativo al nivel del 5%.							
** "I" indica que el atípico detectado es innovativo y "A" que es aditivo.							

Cuadro 6

**Estimación de modelo ARV(1) para los IPC de los países del G-7
Interviniendo observaciones atípicas "grandes"
en los modelos ARIMA de la media condicional**

	Alemania	Canadá	Estados Unidos	Francia	Italia	Japón	Reino Unido
σ^2	3.34×10^{-6}	5.99×10^{-6}	4.72×10^{-6}	2.79×10^{-6}	5.60×10^{-6}	1.19×10^{-6}	9.34×10^{-6}
ϕ	0.7040	0.9143	0.5733	0.8926	0.9850	0.9846	0.9190
σ_n^2	0.3301	0.0577	0.1095	0.0872	0.0197	0.0073	0.0726
σ_ε^2	4.9348**	4.0642	5.9672	4.4222	5.2375	3.7476	3.5658
LogL	-277.97	-61.43	-315.05	-270.06	-304.48	-263.64	-264.14
Apun.	0.1138	-0.0180	0.0270	0.0109	0.1166	0.0389	0.2594
Ex. Curtosis	0.0335	-0.2926	0.2633	0.1649	-0.1233	-0.5347	0.4783
$r_2(1)$	-0.0836	-0.0501	0.0697	0.0128	-0.0796	0.0517	-0.0374
$r_2(2)$	-0.1401	-0.0189	0.0868	-0.0515	-0.0464	-0.0215	0.0448
$r_2(3)$	0.0372	0.0410	0.1081	-0.0468	-0.0240	0.0164	-0.1025
$r_2(4)$	-0.1298	0.1454	0.0999	-0.0721	-0.0147	-0.0584	-0.0318
$Q_2(10)$	19.88	10.71	38.95*	5.53	6.10	9.28	11.26
Obs. Atípicas condicionales	50 (3.40)	---	169 (3.27)	236(3.24)	---	---	---
** Parámetro fijo durante el procedimiento de estimación.							

Los modelos univariantes para la media condicional se complementan con la estimación del modelo de volatilidad estocástica ARV(1) en (4). Como se ha mencionado anteriormente la estimación de los parámetros de los procesos para la volatilidad se realiza a partir del método de quasi-máxima verosimilitud descrito en Harvey *et al.* (1994). Para ello se utiliza el filtro de Kalman y un algoritmo de suavizado que permite obtener estimaciones de la secuencia $\hat{\sigma}_t$ para $t = d+p+P, \dots, T$. En las cinco primeras filas del cuadro 6 se exponen los resultados de las estimaciones de los modelos ARV(1) para cada una de las series de IPC del G-7. En la parte inferior del cuadro se presentan los estadísticos correspondientes a las estimaciones de los residuos estandarizados $\hat{a}_t = \hat{\varepsilon}_t / (\hat{\sigma}^* \hat{\sigma}_t)$. Esta secuencia debería comportarse como un proceso estándar ruido blanco normal (gaussiano). Los resultados de las estimaciones indican que existe una dependencia temporal larga en la varianza condicional estimada para los IPC de Canadá, Francia, Italia, Japón y Reino Unido: las estimaciones del parámetro ϕ se sitúan en valores iguales o superiores a 0.9. En las otras dos economías se observa una dependencia temporal menos importante en las secuencias de la varianza condicional.

El tercer paso del proceso de modelización consiste en utilizar las secuencias $\hat{\sigma}_t$ para identificar observaciones atípicas en los modelos de la media condicional que pueden denominarse "condicionales" y que se definen a partir de un valor crítico de $3 \hat{\sigma}_t$. En la última fila del cuadro 6 se presentan las observaciones atípicas "condicionales" detectadas, correspondientes a los IPC de Alemania, Estados Unidos y Francia.

Finalmente, se vuelven a estimar los modelos ARIMA-AI para la media condicional de la inflación interviniendo tanto las observaciones atípicas "grandes" como las "condicionales", así como los modelos ARV(1) para las respectivas varianzas condicionales. Los resultados de estas estimaciones se encuentran en el cuadro 7. Del análisis de la información contenida dicho cuadro se desprenden dos conclusiones de interés. Por un lado, se observa que después de intervenir las

observaciones atípicas identificadas en el paso anterior no surgen nuevos atípicos "condicionales" en ninguna de las tres series consideradas. Por otro lado, la intervención de estas observaciones atípicas produce alteraciones relativamente importantes en las estimaciones de los parámetros de los modelos ARV(1). En el caso del IPC de Alemania los resultados indican que la hipótesis de homoscedasticidad condicional es adecuada, en la medida en que $\hat{\sigma}_\eta^2$ es igual a cero. En el caso de Estados Unidos se observa un fuerte incremento en el valor de $\hat{\phi}$, aproximándose a los resultados obtenidos en los cuatro casos en que no se habían detectado observaciones atípicas "condicionales", lo que vuelve a poner en evidencia la sensibilidad de la estimación de los modelos para la varianza condicional ante la presencia de observaciones atípicas. Puede apreciarse, además, que una vez intervenida la observación atípica "condicional" las autocorrelaciones de los residuos al cuadrado que eran estadísticamente significativas dejan de serlo.

Cuadro 7

**Estimación de los modelos ARV(1) para los IPC de los países del G-7
Interviniendo observaciones atípicas "grandes" y "condicionales"
en los modelos ARIMA de la media condicional**

	Alemania	Estados Unidos	Francia
σ	3.00×10^{-6}	4.33×10^{-6}	2.63×10^{-6}
ϕ	0.9919	0.9506	0.8843
σ_η^2	0.0000	0.0166	0.0874
σ_ε^2	4.9398	4.7817	4.1788
log L	-283.08	-290.44	-264.17
Apuntamiento	-0.077	-0.0320	-0.1839
Exceso de curtosis	-0.341	-0.2404	-0.0407
$r_2(1)$	-0.079	0.0706	0.0035
$r_2(2)$	-0.103	0.0746	-0.0022
$r_2(3)$	0.101	0.0745	-0.0033
$r_2(4)$	-0.119	0.0786	-0.0435
$Q_2(10)$	17.77	11.16	3.58
Obs. atípicas condicionales	---	---	---

3.2 Relación entre el nivel y la incertidumbre de la inflación

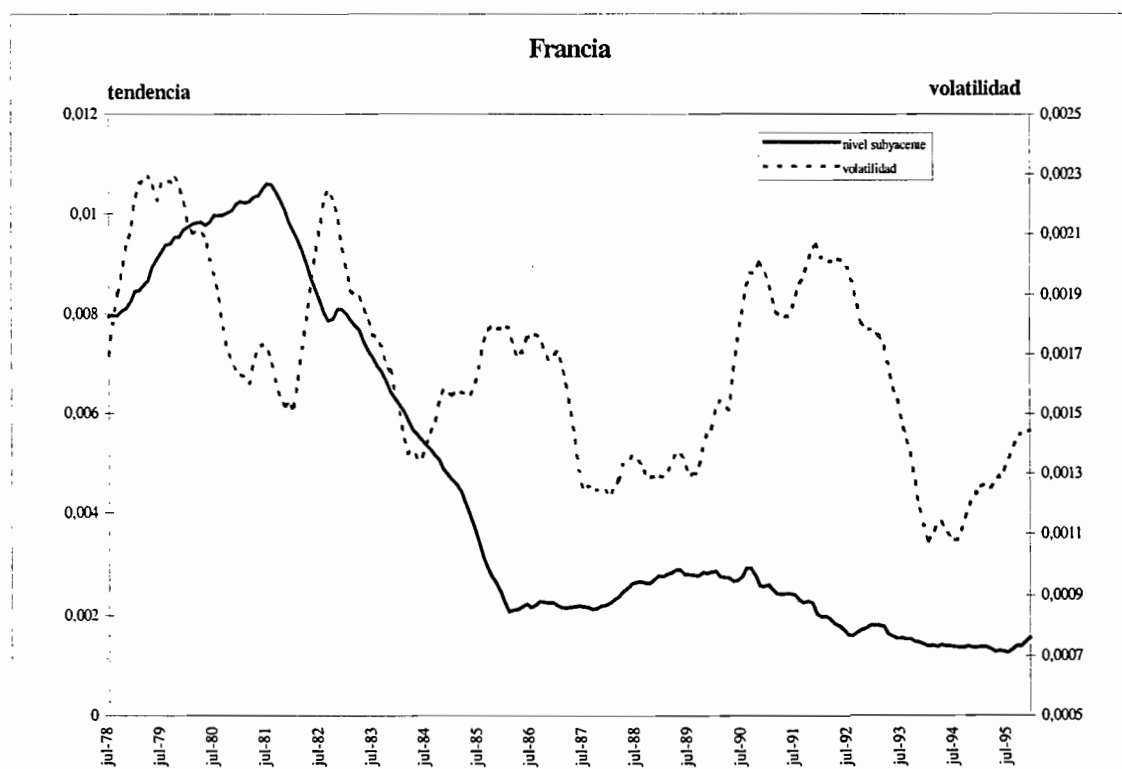
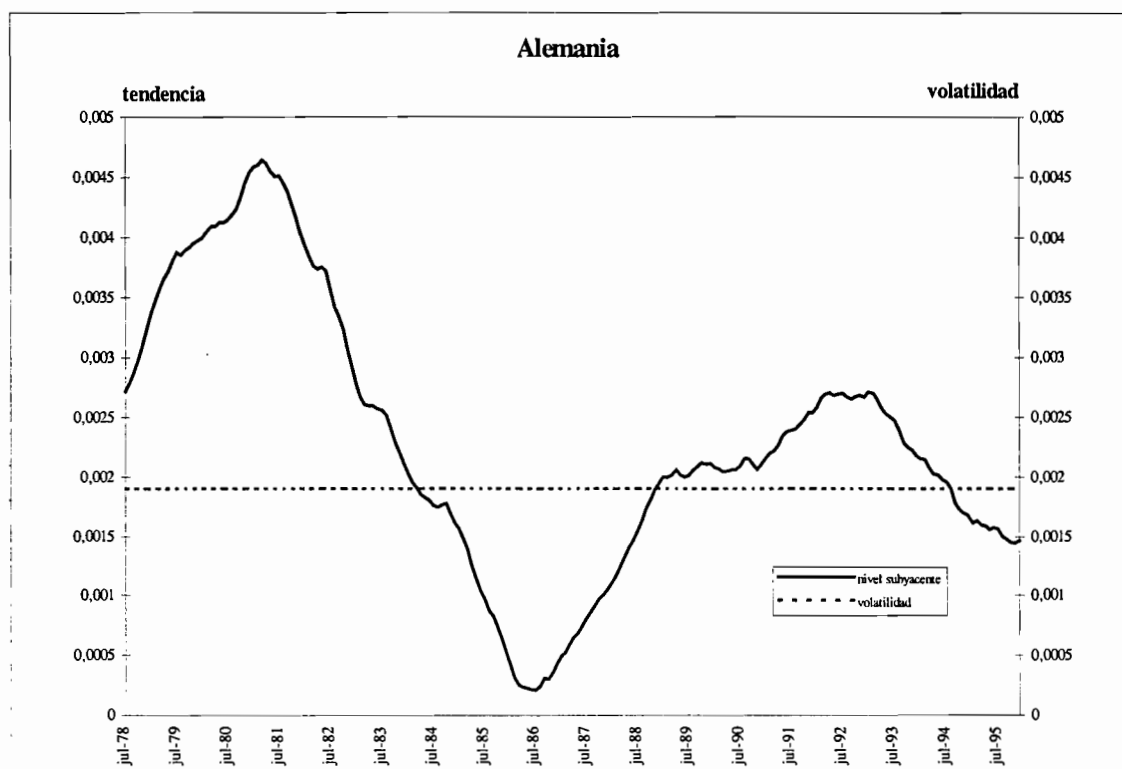
A efectos de obtener una primera aproximación a la naturaleza de la relación entre el nivel y la incertidumbre de la tasa de inflación de los países del G-7 en los gráficos 1, 2 y 3 se representan estimaciones de la tendencia (nivel subyacente) de la inflación y de la secuencia suavizada de las volatilidades correspondientes a cada una de las series de IPC. Los componentes tendenciales se obtienen a partir de la estimación de modelos estructurales de series temporales para las series mensuales de inflación, utilizando el programa *STAMP* versión 5.0 (Koopman *et al.*, 1995).⁴

En el gráfico 1 puede apreciarse que las estimaciones correspondientes a Alemania indican que no existe una relación entre ambas variables. En el caso de Francia tampoco parecen existir similitudes entre las evoluciones del nivel y la volatilidad de la inflación. Las estimaciones de volatilidad muestran fluctuaciones relativamente importantes, aunque es difícil establecer una relación simple entre ésta y la evolución tendencial de la tasa de inflación en el periodo analizado.

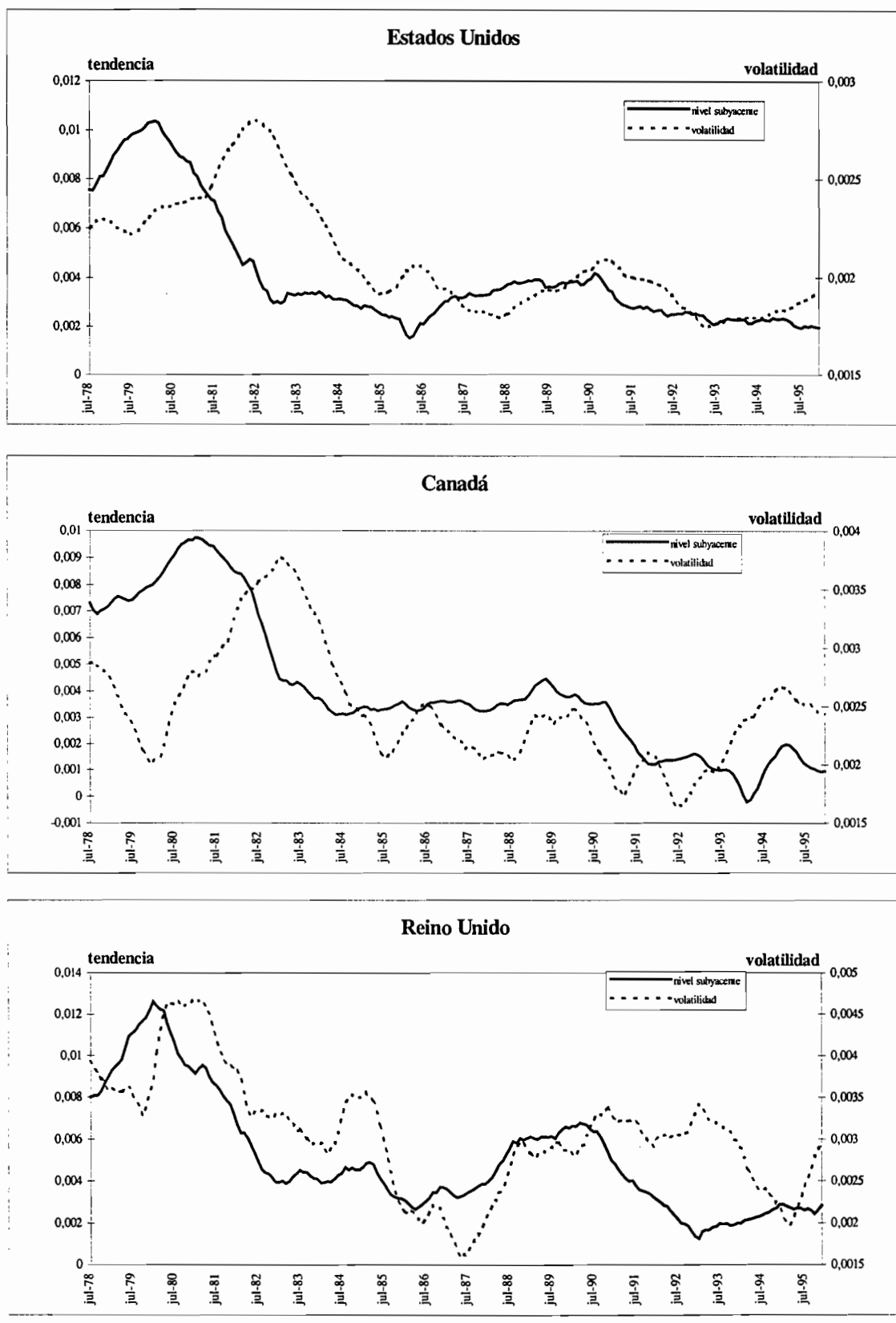
En el gráfico 2 se exponen las estimaciones correspondientes a Estados Unidos, Canadá y Reino Unido. En las tres economías se observa que el proceso de reducción de la tasa de inflación observado desde finales de la década de los 70 ha sido acompañado de una reducción paulatina de los niveles de volatilidad de la inflación. En estos casos se observa, por un lado, que los máximos niveles alcanzados por la tasa de inflación parecen anticipar los picos en la volatilidad, y por otro lado, que la fase de desaceleración de la inflación registrada en estas tres economías tuvo su equivalente en términos de reducción de la volatilidad. A partir de mediados de los años 80 resulta difícil establecer una relación entre el nivel y la volatilidad de la inflación, aunque un análisis detallado de la información contenida en los gráficos

⁴ También, se han realizado estimaciones del componente tendencial de las series de inflación mensual utilizando el programa *SEATS* (*Signal Extraction in ARIMA Time Series*) desarrollado por Maravall y Gómez (1992), habiéndose obtenido resultados similares a las que surgen del programa *STAMP*.

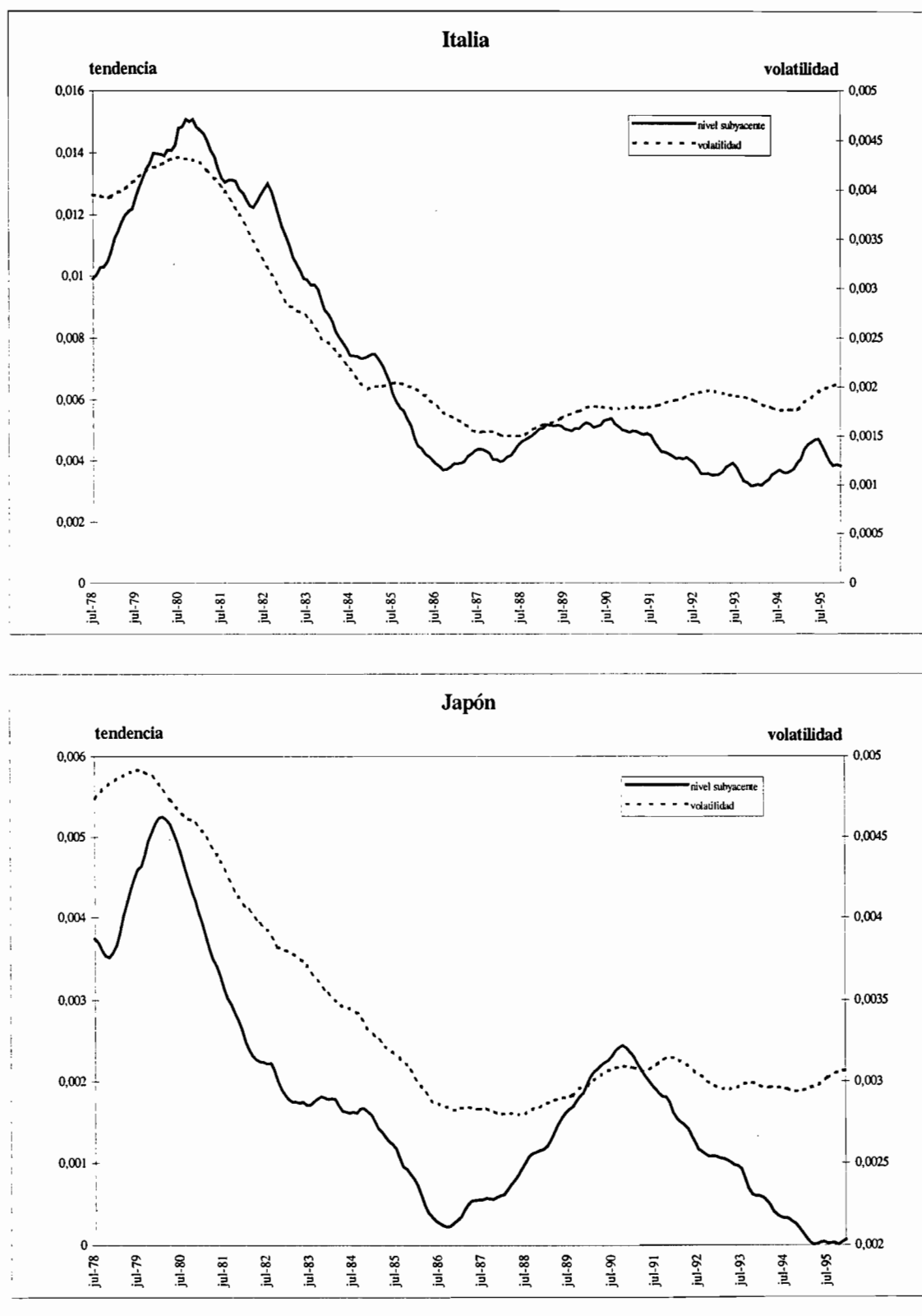
Tendencia y volatilidad de la inflación



Tendencia y volatilidad de la inflación



Tendencia y volatilidad de la inflación



indica que la dicha relación depende de que la inflación esté creciendo, decreciendo o permanezca estable.

Finalmente, en el gráfico 3 se exponen las estimaciones de la tendencia y la volatilidad de la inflación correspondientes a Italia y Japón. En el caso de Italia es donde se observa con mayor nitidez la existencia de una relación positiva entre el nivel y la incertidumbre de la inflación. En efecto, las estimaciones realizadas en esta investigación indican que a lo largo del periodo analizado las trayectorias de ambas variables han sido muy similares, apoyando la hipótesis de que mayores tasas de inflación están asociadas a niveles superiores de incertidumbre acerca de su evolución en el futuro. Los resultados correspondientes a Japón muestran que la fase de desaceleración de la inflación se corresponde con una reducción sistemática de la incertidumbre, pero entre 1986 y principios de 1990 la inflación se incrementó y a partir de mediados de este último año entró en una fase de reducción hasta finales del periodo analizado, sin que se detectaran modificaciones de importancia en los niveles de incertidumbre.

El análisis de los datos expuestos en los gráficos anteriores revela que existen heterogeneidades importantes en las evoluciones de la tendencia de la inflación y su volatilidad en los diferentes países del *G-7*. La evidencia empírica muestra que la relación entre el nivel y la volatilidad de la inflación presenta características diferentes según la economía, y quizás también el periodo, considerado. Las estimaciones realizadas parecen indicar que dicha relación dista mucho de ser simple y homogénea entre las distintas economías pertenecientes al *G-7* y que para un estudio riguroso de la misma sería conveniente considerar modelos más complejos que permitan establecer relaciones de tipo no lineal, en particular respuestas asimétricas, entre ambas variables.

4. Causalidad entre el nivel y la volatilidad de la inflación

Para obtener una idea más precisa acerca de la naturaleza de los vínculos entre el nivel y la volatilidad de la inflación se ha procedido a analizar la existencia de relaciones de causalidad en el sentido de Granger entre ambas variables (Granger, 1969; Geweke, *et al.*, 1983). En el estudio de las relaciones de causalidad se han considerado, por un lado, las tasas de inflación mensuales correspondientes al periodo comprendido entre julio de 1978 y diciembre de 1995 depuradas de los efectos de los acontecimientos extraordinarios que han sido modelizados mediante variables de intervención.⁵ Por otro lado, se han tenido en cuenta las estimaciones de volatilidad con un mes de antelación en lugar de las estimaciones suavizadas expuestas en los gráficos 1 a 3.

En el análisis de las relaciones de causalidad entre el nivel y la volatilidad de la inflación en los países del G-7 se ha tomado como punto de partida la especificación de un modelo autorregresivo con trece retardos para la variable dependiente, y_t , y se han realizado contrastes sobre la influencia de la variable explicativa, x_t , a distintos horizontes temporales:

$$(6) \quad y_t = \sum_{i=1}^{13} \alpha_i y_{t-i} + \sum_{j=s_1}^{s_2} \beta_j x_{t-j},$$

donde los parámetros s_1 y s_2 determinan los plazos que se consideran relevantes para el estudio de las relaciones de causalidad entre las variables. En concreto, se ha analizado la existencia de causalidad a corto plazo considerando los seis primeros retardos de la variable explicativa, $s_1 = 1$, $s_2 = 6$, y dos alternativas de causalidad a medio plazo, $s_1 = 7$, $s_2 = 12$ y $s_1 = 13$, $s_2 = 18$. En total se han realizado cinco regresiones de causalidad cuyos estadísticos F se presentan en el cuadro 8.

⁵ Las correcciones sobre las tasas de inflación originales se realizaron en base a los valores estimados para las distintas variables de intervención incluidas en los modelos ARIMA-AI expuestos en el cuadro A2.

Los resultados indican que a corto plazo puede establecerse una relación de causalidad del nivel hacia la volatilidad de la inflación sólo para el Reino Unido y en menor medida en Italia. Al considerar la existencia de efectos causales correspondientes a los seis siguientes retardos, $s_1 = 7$, $s_2 = 12$, se constata nuevamente que el nivel de la inflación causa en el sentido de Granger a la volatilidad en Italia y el Reino Unido, detectándose algunos indicios sobre la existencia de una relación de causalidad en el mismo sentido en el caso de Francia. Al considerar conjuntamente los efectos correspondientes a los dos primeros retardos de la variables explicativa, $s_1 = 1$, $s_2 = 12$, se vuelve aun más claro que el sentido de la causalidad va desde el nivel hacia la volatilidad de la inflación.

Cuando se analizan los resultados de los contrastes de causalidad relativos a $s_1 = 13$, $s_2 = 18$ se mantiene la conclusión obtenida anteriormente para Italia y surge cierta evidencia de que el nivel de la inflación causa en el sentido de Granger a la volatilidad en los casos de Canadá y Estados Unidos. En estos casos y analizando los perfiles de evolución de ambas variables expuestos en el gráfico 2 podría conjeturarse que este resultado se encuentra determinado básicamente por la primera parte del periodo analizado, en dónde la fase de reducción de la inflación iniciada a finales de los años 70 fue seguida por una reducción de la incertidumbre con más de un año de retraso. Merece un comentario especial el resultado obtenido para el Reino Unido en dónde se revierte el sentido de la causalidad comentado anteriormente cuando $s_1 = 1$, $s_2 = 12$. Esto estaría alertando acerca de la existencia de efectos de retroalimentación (*feed-back*) entre el nivel y la volatilidad de la inflación, lo que plantearía dudas acerca de la pertinencia de la estrategia de modelización utilizada en este capítulo.

Cuadro 8

Nivel y volatilidad de la inflación en los países del G-7
 Contrastes de Causalidad en el sentido de Granger (Estadísticos F)
 Periodo de Estimación: 1978.07 - 1995.12

País	Retardos 1-6		Retardos 7-12		Retardo 1-12		Retardo 13-18		Retardo 1-18	
	inf → vol	vol → inf	inf → vol	vol → inf	inf → vol	vol → inf	inf → vol	vol → inf	inf → vol	vol → inf
Alemania	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---
Canadá	0.44	1.71	1.32	0.75	1.21	1.31	1.90*	1.13	1.55	1.40
Estados Unidos	0.67	1.76	1.23	0.61	1.15	1.61	1.88*	0.68	1.30	1.15
Francia	1.11	1.00	1.86*	1.00	1.23	1.10	1.01	1.28	0.98	1.17
Italia	1.84*	0.69	2.63**	0.95	2.13***	0.87	2.19**	0.33	2.09***	0.56
Japón	1.45	1.71	1.64	0.50	1.41	1.30	0.94	0.93	1.42	1.21
Rieno Unido	3.30***	1.68	1.86*	1.75	2.70***	1.73	1.46	2.34**	1.88**	2.33***

* Significativo al nivel del 10%.

** Significativo al nivel del 5%.

*** Significativo al nivel del 1%.

5. Conclusiones y reflexión final

El análisis univariante de las series mensuales de IPC del G-7 indica que existe evidencia de cierta no linealidad en los datos de inflación y que tales indicios desaparecen aplicando un tratamiento de observaciones atípicas de acuerdo con los diagnósticos que se obtienen de los correspondientes modelos lineales. Los indicios de no linealidad comentados pueden corresponder a otros problemas en los datos, como ser, la presencia de heteroscedasticidad condicional en los residuos. Esto último tiene especial interés económico, pues si tal heteroscedasticidad existe, puede haber una relación entre el nivel y la volatilidad (medida por la heteroscedasticidad residual) de la inflación.

El problema se presenta especialmente complejo, pues en los países europeos existe evidencia sistemática de presencia de observaciones atípicas de tipo escalón en un periodo temporal que se puede relacionar con la segunda crisis energética. Es decir, es aceptable *a priori* la idea de que en estas series puede presentarse un problema de observaciones atípicas. Pero si eso es así, y si además puede darse heteroscedasticidad, la estimación de ambos efectos conjuntamente no está resuelta. En este trabajo se hace la siguiente propuesta de estimación:

- a) Con información *a priori* realizar una estimación de modelos univariantes lineales con Análisis de Intervención.
- b) Aplicar a los datos las intervenciones que se derivan del análisis anterior y estimar la heteroscedasticidad residual.
- c) Finalmente, analizar si en estos últimos residuos, y teniendo en cuenta el patrón heteroscedástico estimado, se detectan observaciones atípicas y en caso positivo;
- d) realizar un nuevo Análisis de Intervención.

En la aplicación de este procedimiento surge la dificultad de que no se dispone de información *a priori* realmente fiable para determinar la intervención inicial, a), y se ha sustituido tal intervención por una intervención automática pero sólo en puntos de gran magnitud, que superaban los $3,75 \sigma_a$.

Los resultados obtenidos tras aplicar el procedimiento de cuatro etapas, a), b), c) y d), indican que en todos los casos se detecta evidencia de que ambos efectos - observaciones atípicas y heteroscedasticidad condicional- se encuentran en los datos de inflación, aunque la naturaleza e importancia de la heteroscedasticidad puede cambiar mucho de la estimación en la etapa b) a la etapa d). Esto indica que sería ideal poder estimar los dos efectos de observaciones atípicas y heteroscedasticidad condicional cuando ambos están presentes en los datos, pero los resultados de la estrategia propuesta indican que la estimación de la heteroscedasticidad es muy sensible a la existencia de posibles observaciones atípicas en la última etapa del proceso y en esta etapa ya se ha agotado la posible información objetiva sobre existencia de observaciones atípicas.

La conclusión es que el procedimiento propuesto resulta de interés si se cumplen: (i) que exista información *a priori* relevante para la aplicación del Análisis de Intervención en la etapa inicial y (ii) que los resultados en la etapa final d) coincidan básicamente con los de la etapa b). En general, no puede decirse que ambas condiciones vayan a darse necesariamente, por lo que el procedimiento descrito debe utilizarse con cierta cautela.

En cualquier caso, los resultados obtenidos en este trabajo para las series de IPC del G-7 indican que, excepto quizás para el caso de Alemania, existe heteroscedasticidad en dichos precios además de un problema de observaciones atípicas y la dependencia temporal encontrada en la varianza condicional es larga y la línea de causalidad iría desde el nivel de inflación hacia la volatilidad. Si esta línea de causalidad es cierta el problema de la heteroscedasticidad pierde en parte interés, ya que no aparecería como una causa inflacionista.

BIBLIOGRAFÍA

- Baillie, R.T., C-F. Chung y M.A. Tieslau (1996), "Analysing inflation by the fractionally integrated ARFIMA-GARCH model", *Journal of Applied Econometrics*, 11, 23-40.
- Balke, N.S. y T.B. Fomby (1994), "Large Shocks, Small Shocks, and Economic Fluctuations: Outliers in Macroeconomic Time Series", *Journal of Applied Econometrics*, 9, 181-200.
- Ball, L. and S.G. Cecchetti (1990), "Inflation and uncertainty at short and long horizons", *Brookings Papers on Economic Activity*, 215-254.
- Ball, L. (1992), "Why Does High Inflation Raise Inflation Uncertainty?", *Journal of Monetary Economics*, 29, 371-388.
- Bollerslev, T. (1986), "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- Bollerslev, T., R.F. Engle y D.B. Nelson (1994), "ARCH Models", *The Handbook of Econometrics*, Vol. 4.
- Brunner, A.D. y G.D. Hess (1993), "Are higher levels of inflation less predictable? A state-dependent conditional heteroskedasticity approach", *Journal of Business and Economic Statistics*, 11, 2, 187-197.
- Campbell, J.Y. y N.G. Mankiw (1987), "Permanent and transitory components in macroeconomic Fluctuations", *American Economic Review*, 77, 111-117.
- Chen, C. L. Liu y G.B. Hudak (1991); "Outlier Detection and Adjustment in Time Series Modelling and Forecasting", *Working Paper, Scientific Computing Associates*, P.O. Box 625, DeKalb, Illinois 60115.
- Chen, C. y G.C. Liu, (1993), "Joint estimation of model parameters and outlier effects in time series" *Journal of the American Statistical Association*, 88, 284-297.
- Cosimano, T. y D. Jansen (1988), "Estimates of the Variance of U.S. Inflation Based Upon the ARCH Model", *Journal of Money, Credit and Banking*, 20, 409-421.
- Engle, R.F. (1982a), "A general approach to Lagrange multiplier model diagnostics", *Annals of Applied Econometrics*, 20, 83-104.
- Engel, R. (1982b), "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity With Estimates of the Variance of U.K. Inflation", *Econometrica*, 50, 987-1008.
- Engel, R. (1983), "Estimates of the Variance of the U.S. Inflation Based Upon the ARCH Model", *Journal of Money, Credit and Banking*, 15, 286-301.
- Evans, M. (1991), "Discovering the Link between Inflation Rates and Inflation Uncertainty", *Journal of Money, Credit and Banking*, vol. 23, no. 2, 169-184.
- Friedman, M. (1977), Nobel Lecture: Inflation and Unemployment, *Journal of Political Economy*, 85, 451-472.
- Geweke, J., R. Meese y W. Dent (1983), "Comparing alternative tests of causality in temporal systems", *Journal of Econometrics*, 21, 161-194.

- Granger, C.W.J. (1969), "Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral models", *Econometrica*, 37, 424-438.
- Gyshels, E., Harvey, H. and Renault, E. (1996) "Stochastic Volatility", *Handbook of Statistics*, vol. 14: Statistical Methods in Finance
- Harvey, A.C., E. Ruiz y N.G. Shephard (1994), "Multivariate stochastic variance models", *Review of Economic Studies*, 61, 247-264.
- Kim, C. J. (1993), "Unobserved-component time series with Markov-switching heteroskedasticity: changes in regime and the link between inflation rates and inflation uncertainty", *Journal of Business and Economic Statistics*, 11, 341-349.
- Koopman, S.J., A.C. Harvey, J.A. Doornik y N.G. Shephard (1995), "*STAMP 5.0. Structural Time Series Analyser, Modeller and Predictor*", London, Chapman & Hall. (manual).
- Liu, L-M y G. B. Hudak (1992), "*Forecasting and time series analysis using the SCA statistical system*", Illinois: Scientific Computing Associates (manual).
- Lorenzo, F. (1997), *Modelización de la inflación con fines de predicción y diagnóstico*, Tesis Doctoral, Departamento de Estadística y Econometría. Universidad Carlos III de Madrid.
- Maravall, A. y V. Gómez (1992), "Signal Extraction in ARIMA Time Series: Program SEATS", *European University Institute Working Paper* ECO No. 92/65.
- McLeod A.I. y W.K. Li (1983), "Diagnostic Checking ARMA Time Series Models Using Squared-Residual Autocorrelations", *Journal of Time Series Analysis*, 4, 269-273.
- Okun, A. (1971), "The Mirage of Steady Inflation", *Brookings Papers on Economic Activity*, 2, 485-498.
- van Dijk, D., P.H. Franses y A. Lucas (1996), "Testing for ARCH in the presence of additive outliers", Tinbergen Institute Report 9659/A, Erasmus University Rotterdam.